

Розробка генетичного алгоритму розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі

Є. М. Федорченко, А. О. Олійник, О. О. Степаненко, Т. А. Зайко,
С. К. Корнієнко, М. А. Бурцев

Розглянуто проблему обґрунтування розвитку складних розподільних систем електропостачання як ієрархія завдань, на першому етапі якої розв'язання завдання вибору раціональної конфігурації системи електропостачання. Розроблено математичну модель рішення задачі оптимального розміщення декількох джерел живлення і закріплення за ними споживачів в системі електропостачання з використанням алгоритмів генетичного програмування. Запропоновані методи дозволяють отримати побудову оптимальної траси лінії електропередачі, що зв'язує споживача з джерелом живлення, з урахуванням обмежень на місцевості.

Розроблено модифікацію простого генетичного алгоритму, на основі якої реалізовано інформаційну систему. Дана система вирішує питання комбінаторної оптимізації у відношенні вибору оптимальної локації розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі.

Проведена оцінка часу розрахунку в залежності від параметрів задачі. Показано, що для задач малої і середньої розмірності розроблений алгоритм забезпечує мінімальний час рахунку. Результати рішення задачі для конкретного прикладу демонструють перевагу генетичного підходу над методом повного перебору. Отримані результати можуть бути успішно застосовані для вирішення проблеми оптимізації розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі

Ключові слова: генетичний алгоритм, джерело живлення, еволюційний алгоритм, система електропостачання, комбінаторний аналіз

1. Вступ

Проблема інтеграції джерел розподіленої генерації (РГ) останнім часом стає все більш актуальною. Наявність джерел РГ в енергосистемі України дозволить поліпшити показники якості електроенергії, знизити навантаження в електричних мережах, поліпшити режим роботи розподільної системи, зокрема знизити втрати потужності. Децентралізація енергопостачання за допомогою РГ дозволить диверсифікувати джерела енергії.

Як показує аналіз сучасного стану електричних мереж [1], існує об'єктивна необхідність в оптимізації режимів їх роботи, удосконалення принципів побудови мереж за рівнями напруги та видами виконання, комплексній автоматизації. Виникає необхідність у підвищенні надійності, якості та ефективності функціонування мереж з урахуванням регіональних особливостей. Введення РГ за-

безпечить ефективне управління, модернізацію та інноваційний розвиток електричних мереж.

Для досягнення максимального ефекту від впровадження в мережу РГ особливу увагу слід приділити її розташування і вироблюваної потужності [1].

Сучасні електроенергетичні системи (в тому числі системи електропостачання) є складними територіально протяжними системами, що мають неоднорідну структуру електричних мереж. Через складність і багатовимірність сучасних систем та багатоваріантності можливих рішень проблема обґрунтування розвитку систем електропостачання у вигляді загальної задачі дослідження операцій є громіздкою і з практичної точки зору непереборною.

З урахуванням складності проблеми її рішення доцільно розглядати як систему завдань, поетапно уточнюючих і деталізують рішення щодо розвитку електричних мереж [1].

При проектуванні систем електропостачання різного призначення завжди мають місце обмеження генерального плану об'єкта проектування, технології виробництва і т. п. Виникає необхідність розробки нових математичних моделей і методів вирішення завдань, що враховують обмеження в нерівномірно розподілених електричних навантажень та в довільній формі території, на якій проектується система електропостачання.

У зв'язку зі складністю поставленого комплексу завдань з обґрунтування раціональної конфігурації систем електропостачання, багато завдань не знайшли ще свого детального розгляду і вирішення. До цих завдань відносяться: завдання оптимального розміщення одиничного джерела живлення (ДЖ) з урахуванням довільних обмежень на місцевості в разі радіальної електричної мережі, завдання оптимального закріплення споживачів за декількома ДЖ. А також завдання оптимального розміщення декількох ДЖ (різних типорозмірів) і одночасного закріплення споживачів за цими джерелами живлення та завдання про з'єднання декількох трансформаторних підстанцій (ТП) в схему петльової структури.

Далі буде розглядатися і вирішуватися актуальна задача оптимізації розміщення джерел живлення, вибору в першому наближенні раціональної конфігурації електричної мережі методами генетичного програмування і одночасного закріплення споживачів за обраними ВП [1].

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Розробка методів і алгоритмів для вирішення задачі розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі здійснюється протягом багатьох років, але як і раніше є актуальною. Це пов'язано, в першу чергу, з тим, що ця задача є NP-повною, і розробити універсальний алгоритм, що дозволяє знаходити точне оптимальне рішення за прийнятний час, важко. Поява нових більш досконалих засобів обчислювальної техніки, що дають потужні обчислювальні ресурси, а також підвищені вимоги до проєктованих пристроїв, все це є спонукальною причиною розробки нових алгоритмів розв'язання задачі розміщення джерел живлення.

У статті [2] пропонується гібридний варіант модифікованого алгоритму для вирішення дискретної задачі про розміщення джерел живлення. Алгоритм

поєднує в собі реалізацію методу гілок і меж, що включає до свого складу процедуру методу Гоморі, призначену для формування графа рішень і таблиці рекордів на кожній ітерації циклу обчислень. Механізм альфа-бета відсікання, включений до складу алгоритму, служить для прискорення його роботи за рахунок запобігання надлишкових обчислень у вершинах графа з аналогічними обмеженнями.

Перевагою даного алгоритму є те, що він дозволяє отримати рішення у вигляді глобального екстремуму при зменшенні числа кроків, гілок і меж алгоритму.

Але залишилося невирішене питання, яке полягає в необхідності повністю вирішувати завдання лінійного програмування. Для задач великої розмірності цей алгоритм вимагає значних і, до певної міри, невиправданих з практичної точки зору витрат часу. Причиною цього є те, що чим ближче знизу початкове значення рекорду і зверху оцінка критерію завдання до шуканого оптимального значення критерію, тим менше вершин матиме дерево рішень.

У роботі [3] представлений алгоритм пошуку із заборонаю (Tabu search) для вирішення багатоцільової нечіткої моделі оптимального планування систем розподілу. Розроблено модифікації алгоритмів імовірнісного пошуку з заборонами в основі яких лежить введення і зняття деяких штучних обмежень завдання в ході пошуку рішення. З метою уникнення «зупинки» в локальному оптимумі при пошуку, алгоритму забороняється переглядати рішення із списку заборон. Основна ідея підходу полягає в тому, що в список заборонених рішень додаються не конкретні минулі рішення, а операції, які змінюють конфігурацію системи та можуть повернутися в попередній локальний оптимум.

Сутність модифікованого алгоритму полягає в наступному: задіяно лише дві операції для отримання нового рішення (видалення базової стану і зміна типу на більш прийнятний). Проглядається лише частина інтервалу, перехід до нового рішення здійснюється за принципом «перше поліпшення», алгоритм пошуку кращого рішення запускається декілька разів.

Перевагою даного алгоритму є те, що він дозволяє знаходити рішення задачі за прийнятний час, що набагато порядків швидше у порівнянні з методом повного перебору.

Основним недоліком алгоритму є його зупинка при досягненні локального оптимуму. Очевидно, що глобальний і локальний оптимум є також, тому для успішного пошуку рішень повинен бути перехід від одного локального оптимуму до іншого, що робить відповідні дослідження недоцільними.

В роботі [4] описується розробка і дослідження комбінованого алгоритму генетичного пошуку та імітації відпалу (Simulated annealing) для розв'язання задачі розміщення джерел живлення у електричній мережі. Розроблені проблемно-орієнтовані компоненти генетичного пошуку, такі як випадково-спрямоване формування початкової популяції і модифіковані оператори спрямованої мутації, що дозволяють поліпшити якість рішень за рахунок використання знань про розв'язувану задачу. Розроблено механізм управління процесом пошуку ГА, заснований на методі імітації відпалу, що дозволяє здійснювати вихід з локальних оптимумів.

Перевагою розробленого алгоритму є те, що він скомбінував належним чином метод імітації відпалу і алгоритм генетичного пошуку, усунувши властиві їм недоліки, зберігши при цьому переваги. А саме алгоритм має високу здатність виходити з локальних ям і сходиться до глобального мінімуму.

Недоліком комбінованого алгоритму застосовуваного для вирішення задачі розміщення джерел живлення, полягає в тому, що він не в достатній мірі враховує особливості завдання, що призводить до зайвих вимог до обсягу пам'яті і часу роботи алгоритму.

В статті [5] описується розроблений комплекс алгоритмів для розв'язання задачі розміщення з урахуванням з'єднань на основі методів генетичного пошуку і нечіткої логіки. Розроблено модифіковані процедури виконання генетичного оператора кросинговеру, що дозволяють підвищити якість одержуваних рішень, а також забезпечує стійкість генетичного пошуку.

Запропоновано стратегії пошуку: мінімальний розрив між поколіннями і узагальнення поколінь, які дозволяють поліпшити відбір отриманих рішень. Представлено алгоритм формування початкової популяції рішень для задачі розміщення, заснований на методі послідовного розміщення по зв'язності, що дозволяє підвищити середню якість початкової популяції рішень за рахунок наявності оптимальних фрагментів в рішеннях.

Перевагою запропонованого алгоритму, в порівнянні з іншими підходами до вирішення завдань розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі, полягають в тому, що він починає працювати з декількома початковими рішеннями. Представлений алгоритм дозволяє уникнути попадання в локальний оптимум, при цьому комбінуючи і наслідуючи елементи найбільш якісних рішень.

Недоліком даного алгоритму є досить висока обчислювальна ресурсоемність, яка призводить до того, що в ході моделювання багато рішень відкидаються як неперспективні.

В роботі [6] пропонується евристичний алгоритм оптимізації режимів розподіленої генерації енергосистеми на прикладі локального сегмента активно-адаптивної мережі, що складається з чотирьох генераторів і шести споживачів електроенергії. В локальній активно-адаптивної мережі визначені умови розподілу електроенергії від генераторів до споживачів, а також поставлена і вирішена задача оптимізації розподілу повної потужності за допомогою генетичного алгоритму. Задані випадкові значення параметрів передачі потужності від генераторів до споживачів, що утворюють популяцію – набір особин, що характеризуються хромосомами, що представляють собою числовий вектор, який відповідає параметрам потужності. Кожна особина є індивідуальним рішенням оптимізаційної задачі. Далі за алгоритмом значення генерації змінюються, досягаючи максимальної швидкості росту функції. Для запобігання зупинки алгоритму при досягненні локального максимуму на кожному кроці проводиться мутація – випадкова зміна складової частини хромосоми.

Перевагою даного генетичного алгоритму є те, що він дає досить точне рішення оптимізації потужності, крім цього алгоритм потенційно забезпечує багатокритеріальні оптимізації і функціонально складні обмеження.

Недолік алгоритму полягає в його складності використання. Якщо потрібно для декількох користувачів електроенергії знайти розподіл потужності, то по кожному з них слід попередньо застосувати кілька методів (кожен з яких дозволяє використовувати тільки йому притаманні властивості).

У статті [7] представлено вирішення завдання оптимально розміщення джерел живлення і підключення до них споживачів на основі генетичного алгоритму та методу перебору. Запропонований метод дозволяє визначити оптимальну кількість споживачів в заданій області з урахуванням не тільки відстаней між потенційними центрами угруповань споживачів, але і з урахуванням попиту, що визначає споживання кожної підобласті. Параметри моделі представлені у вигляді нечітких інтервалів, що відповідають більш повній формалізації, на відміну за задання параметрів в детермінованій постановці. Представлення значень у вигляді нечітких інтервалів дозволяє визначити область варіювання даними в зоні найкращих рішень. Перевага теорії нечітких множин, що визначає доцільність її практичного застосування для дослідження систем, що функціонують в умовах невизначеності, ґрунтується на можливості адекватного уявлення змінних.

Перевагою даного алгоритму є те, що для задач малої і середньої розмірності розроблений алгоритм забезпечує мінімальний час розрахунку.

Однак на практиці в умовах розгалужених мереж метод може виявитися непридатний, тому що число можливих варіантів вирішення зростає у міру збільшення масштабів мережі, а з ними і трудомісткість рішення різко збільшиться.

У статті [8] розглядається задача оптимального розміщення альтернативних джерел енергії на моделі локального сегмента в умовах заданих обмежень по числу і характеристикам генераторів, а також параметрам ліній електропередач. Запропоновано метод реалізації на основі еволюційного алгоритму пошуку оптимального розподілу падінь напруги, що залежать від величини струмів в лініях, питомих активних опорів ліній і потоків потужностей при різних розміщеннях генераторів. Цільовою функцією виступає обсяг втрат електричної енергії в лініях від джерел енергії з варіабельності розташуванням до споживачів, розміщення яких фіксоване. Застосування генетичного алгоритму в якості інструменту реалізації еволюційної моделі дозволило знайти оптимальне розміщення позицій для установки альтернативних джерел енергії на моделі, і таким чином мінімізувати втрати активної потужності в ділянках ліній електропередач.

Перевага даного алгоритму є те, що він забезпечує мінімальну втрату напруги і потужності в лініях з урахуванням складної цільової функції, що відрізняється на практиці нелінійністю і великої кількості обмежень.

Недолік запропонованого алгоритму те, що він дає хороші, близькі до оптимального значення результати при невисокій складності обчислень та не забезпечує відшукування оптимального рішення.

В статті [9] завдання про розміщення джерел живлення у електричній мережі розглядають як завдання умовної оптимізації. В роботі визначається відносний екстремум цільової функції, тобто екстремум цільової функції при наявності сполучних обмежень і граничних умов на її змінні. В роботі запропоно-

вано вирішення завдання оптимально розміщення джерел живлення і підключення до них споживачів на основі методу невизначених множників Лагранжа.

Перевагою даного алгоритму із застосуванням методу невизначених множників Лагранжа для розв'язання задачі оптимізації розміщення джерел живлення показало досить високу ефективність і забезпечило високий енергозберігаючий ефект за рахунок зниження втрат електроенергії в електричних мережах і буде сприяти підвищенню їх енергоефективності.

Недоліком запропонованого методу розв'язання задачі є введення додаткових змінних, які повинні бути виключені з допомогою додаткових рівнянь.

Таким чином, розглянуті методи мають істотні недоліки при вирішенні обраної задачі. Для підвищення швидкості та точності вирішення задачі був обраний генетичний алгоритм. Генетичні алгоритми являють собою потужний метод пошуку, заснований на механіці природного відбору і природної генетики, які успішно використовуються для вирішення задач оптимізації.

Довільну задачу оптимізації (не лише комбінаторної) у загальному випадку можна подати кортежем [9]:

$$\langle f, X, \Pi, D, ext \rangle, \quad (1)$$

де $f: x \rightarrow R^1$ – задана цільова функція задачі; R^1 – числова пряма; X – простір розв'язків задачі (простір пошуку); Π – предикат, який визначає підмножину $D \subseteq X$ припустимих варіантів розв'язку згідно з наявними обмежувальними умовами; $ext \in \{\min, \max\}$ – напрям оптимізації.

У цих позначеннях задачу оптимізації можна переписати у вигляді: необхідно знайти $x_* \in D \subseteq X$ таке, що:

$$x_* = \arg \max_{x \in D \subseteq X} f(x). \quad (2)$$

Під простором розуміємо множину X , у якій вводимо певні співвідношення між елементами (метрики, топологію, сусідство тощо), а предикат $\Pi(x)$ визначає множину припустимих розв'язків [10]:

$$\Pi(x) = \begin{cases} 0, & x \in D \\ 1, & x \notin D \end{cases} \quad (3)$$

В оптимізаційних задачах, де вимагається знайти власне екстремальне значення цільової функції, задача набуває вигляду:

$$\max_{x \in D \subseteq X} f(x). \quad (4)$$

Вирази (2) та (4) представляють собою різні задачі, проте вираз (4) може мати на увазі вирішення проблеми пошуку саме аргументу екстремуму (2), а не лише відповідного значення цільової функції [11].

Для опису задачі оптимізації також може вживатися вираз:

$$f(x) \rightarrow \text{ext.} \quad (5)$$

Обмежувальні умови подаються у вигляді систем рівностей-нерівностей.

Цільова функція визначається аналітичним (чи іншим) способом задання та конкретним набором числових даних $f(x) = f(x|c)$, де c – набір даних задачі (вхід задачі) [12–14].

В цілому завдання вибору рішень при побудові раціональної конфігурації розподільної електричної мережі включає в себе наступні підзадачі [15–18]:

- оптимальне розташування підстанцій;
- оптимізація прокладки ліній з урахуванням обмежень на місцевості;
- оптимальне закріплення споживачів за підстанціями;
- оптимальний вибір потужності підстанцій;
- вибір оптимального числа трансформаторів на підстанціях.

На даному етапі представляє інтерес саме завдання оптимального розміщення декількох джерел живлення однакового типорозміру в розподільній електричній мережі методами генетичного програмування і одночасного закріплення споживачів за обраними джерелами живлення [19].

Нехай в декартовій системі координат (на площині) задана система точок с координатами $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, які будемо називати надалі точками споживання електроенергії. Множина $I = \{1, 2, \dots, n\}$ представляє собою набір пунктів споживання електроенергії.

Кожному споживачеві зіставляється деякий вага S_i , рівний споживаній цим споживачем потужності. Множина $\{S_i\}_{i=1}^n$ однозначно визначає обсяги споживання. Таким чином, задана також сумарна споживана потужність $S_{\text{розр}}$ усіма споживачами в розглянутій задачі:

$$S_{\text{розр}} = \sum_{i=1}^n s_i. \quad (6)$$

Нехай також в декартовій системі координат задана система точок з координатами $\{x'_j, y'_j\}_{j=1}^m$ – можливих місць розміщення джерел живлення, де m кількість цих можливих місць. Передбачається, що число m свідомо більше практично необхідного числа місць розміщення джерел живлення [20].

Задамо типовий ряд використовуваних для вирішення завдання джерел електричної потужності (джерел живлення, генераторів). Тут використовуємо наступну угоду: вважаємо, що джерело живлення само виробляє електричну енергію і умовно вважається генератором. У даній постановці вважаємо, що

потужності всіх ДЖ однакові і рівні S_z . Очевидно, що для сумарної потужності, що $S_z^{\text{сум}}$ має виконуватися така нерівність:

$$S_z^{\text{сум}} \geq S_{\text{розр}}. \quad (7)$$

З урахуванням усього вищевикладеного маємо наступну оптимізаційну задачу [21–25]: потрібно вибрати найбільш економічний варіант розміщення ДЖ з урахуванням витрат на доставку електроенергії до споживачів, причому слід вибрати оптимально наступні параметри:

- місця розміщення джерел живлення із запропонованих m можливих місць розміщення;
- для кожного споживача визначити, за яким джерелом живлення він буде закріплений.

Аналіз виконаних розробок [2–9] в даній області дозволяє зробити наступні висновки:

- у роботах [2–5] спільне завдання оптимізації розміщення декількох джерел живлення і одночасного закріплення за ними споживачів не вирішується як сукупність окремих підзадач;
- при вирішенні загальної сформульованого завдання не враховуються наближено реальні обмеження на місцевості;
- в класичній постановці спільне завдання і її окремі складові формулюються як комбінаторні задачі, їх рішення методами математичного програмування при декількох джерелах живлення являє істотну проблему, яка не була вирішена.

3. Мета і задачі дослідження

Мета дослідження – розробка математичної моделі вирішення задачі оптимального розміщення декількох джерел живлення і закріплення за ними споживачів в системі електропостачання на базі еволюційних алгоритмів.

Для досягнення мети дослідження необхідно було розв’язати такі завдання:

- вирішити задачу оптимізації розміщення джерел живлення, вибору в першому наближенні раціональної конфігурації електричної мережі;
- представити аналіз математичної моделі з урахуванням вимог щодо якості електричної енергії і з урахуванням вимог надійності електричної мережі;
- представити аналіз функціонування сформованої математичної моделі шляхом розрахунків різних режимів роботи системи.

4. Розробка алгоритму визначення локацій для розміщення джерел живлення у розподіленій електронній мережі

Цільова функція, мінімум якої будемо знаходити, може бути представлена у вигляді:

$$Z = \min \left(\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} 3'_{ij} S_i l_{ij} \right). \quad (8)$$

Тут передбачається, що функція витрат на передачу електроенергії залежить від величини переданої потужності і S і від відстаней від джерел живлення до споживачів l_{ij} . Z'_{ij} – питомі приведені витрати для передачі одиниці потужності на одиницю відстані. При цьому приймаємо припущення, що існуюча електрична мережа не обмежує передачу потужності від ДЖ до споживачів.

Відстань від ДЖ до споживача може обчислюватися по одній з двох можливих метрик [13–15]:

– $l_{ij} = |x_i - x'_j| + |y_i - y'_j|$ – метрика Вебера;

– $l_{ij} = \sqrt{(x_i - x'_j)^2 + (y_i - y'_j)^2}$ – метрика Евкліда.

Тут, у обох випадках, (x_i, y_i) – координати пункту споживання; (x', y') – координати можливого пункту розміщення джерела.

Будемо надалі вважати, що маємо радіальну електричну мережі і що питомі приведені витрати $Z'_{ij} = 1$, тобто цільова функція (3) приймає наступний вигляд:

$$Z = \min \left(\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} S_i l_{ij} \right). \quad (9)$$

У даній постановці завдання може інтерпретуватися як завдання дискретної оптимізації. У класичному випадку це завдання вирішують за допомогою методів комбінаторного аналізу [11]. В англomовній літературі [16, 17] часто зустрічається поняття комбінаторної задачі або задачі комбінаторного пошуку, проте важко знайти достатньо загальне визначення, яке покривало б все розмаїття завдань такого роду. Буде розглянуто комбінаторне завдання фіксованої розмірності [26].

Дано n кінцевих множин U_1, U_2, \dots, U_m (множини значень змінних) і множини значень параметрів P . Задана також функція обмежень $G(X, p) = G(x_1, x_2, \dots, x_n, p) \rightarrow (0, 1)$, що описує область допустимих значень змінних x_1, x_2, \dots, x_n при значенні параметра $p \in P$.

Потрібно для заданих вихідних даних $p \in P$ побудувати і далі можлива одна з трьох постановок задачі:

- 1) будь-який набір значень x_1, x_2, \dots, x_n такий, що $G(X, p) = 1$ (завдання пошуку);
- 2) всі набори значень x_1, x_2, \dots, x_n такі, що $G(X, p) = 1$ (завдання перерахування);
- 3) такий набір значень x_1, x_2, \dots, x_n , що $G(X, p) = 1$ і задана цільова функція $F(X, p) = 1$ приймає мінімальне значення (завдання оптимізації).

Вже згадане вище завдання відноситься до третьої постановки завдання комбінаторного пошуку.

Будь-які комбінаторні обчислення вимагають попереднього аналізу трудомісткості рішення вихідної задачі і використовуваних алгоритмів її рішення. Завдання зазвичай оцінюються з точки зору розміру, тобто загальної кількості різних варіантів, серед яких потрібно знайти оптимальне рішення, а алгоритми оцінюються з точки зору складності. Виходячи з вищенаведеної концепції, можна вирішити завдання відноситься до класу задач великої розмірності. Так,

при розгляді декількох десятків можливих варіантів електропостачання і близько 60–70 можливих місць розміщення генераторів можна сформулювати кілька десятків мільярдів можливих варіантів вирішення завдання [27].

Крім цього, другою відмінною рисою даного завдання є те, що виникає необхідність вирішення оптимізаційної задачі шляхом оптимізації одночасно відразу кілька параметрів, тобто дана задача відноситься до класу задач багатопараметричної оптимізації.

Третьою особливістю завдання, яка значно ускладнює її рішення, є те, що цільову функцію неможливо уявити в аналітичному вигляді. Для кожного можливого варіанту вирішення завдання її доводиться обчислювати, використовуючи досить складний алгоритм, тобто цільова функція задається алгоритмічно.

Всі методи комбінаторної оптимізації можна умовно розділити на точні і наближені. До точних методів належать: метод повного перебору, метод неявного перебору, метод гілок і меж, метод динамічного програмування та ін. Щоб зрозуміти всю «красу» точних методів розв'язання задач комбінаторної оптимізації, зупинимося на характеристиці методу повного перебору [13].

Повний перебір всіх планів дозволяє напевно вирішити задачу. Інша справа, що для цього може знадобитися неприйнятно багато часу. Тільки тому і існує розгалужена теорія комбінаторних задач, основна мета якої – розробка та аналіз ефективних, тобто досить швидких алгоритмів для різних окремих випадків комбінаторних задач. Проте, перебір планів залишається найбільш універсальним методом вирішення. Якщо повний перебір не завжди придатний для практичних цілей, то корисний для дослідження задач, для порівняння з наближеними алгоритмами і т.п.

Вважається, що конкретний алгоритм виконує вичерпний перебір, якщо можна гарантувати, що не пропущений жоден план, який міг би вплинути на результат.

Найбільш часто для організації перебору планів використовується схема під назвою перебір з поверненням. Перебір планів завдання можна представити як обхід дерева перебору. Розмір дерева перебору може бути дуже великим. Досить часто при цьому можливий такий ефект: комбінаторна задача для малої розмірності вирішується досить просто, але при збільшенні розмірності швидко стає практично нерозв'язною. Цей ефект отримав назву комбінаторного вибуху.

Логічно зробити висновок, що повний перебір планів є вельми небажаним способом вирішення комбінаторних завдань, свого роду крайнім засобом при відсутності більш практичних алгоритмів. Слід використовувати будь-яку можливість, що дозволяє або істотно скоротити перебір з урахуванням специфіки конкретної задачі, або взагалі, якщо це можливо, відмовитися від перебору і використовувати інші методи вирішення.

Методи перебору і все їх удосконалення мають один, але дуже серйозний недолік: час їх роботи експоненціально зростає при збільшенні розмірності задачі. Для вирішення практичних завдань це в більшості випадків є неприйнятним. Інших же підходів, придатних відразу ж для всіх завдань комбінаторного пошуку, немає. Значить можна сподіватися тільки на алгоритми, що враховують специфіку конкретних завдань.

Алгоритми оптимізації, для яких є нетривіальні оцінки можливого відхилення рішення від оптимуму, називаються наближеними або субоптимальними [28–30].

Однак не завжди вдається оцінити похибка методу. Цілком типова ситуація, коли використовується алгоритм дає досить пристойні рішення, проте немає ніяких гарантій, що ці рішення близькі до оптимальних. Алгоритми, засновані на нестрогих міркуваннях «здорового глузду» і не мають ніяких гарантій близькості до оптимальних рішень, називаються евристичними алгоритмами.

Однією з різновидів евристичних алгоритмів є популярні останнім часом генетичні алгоритми (ГА). По суті генетичні алгоритми є оригінальним різновидом алгоритмів випадкового пошуку з послідовним поліпшенням. Дослідження показали, що внесення в такі методи елементів детермінованості дає значне поліпшення показників. Детермінованість цих методів полягає в моделюванні природних процесів відбору, розмноження і успадкування, що відбуваються за суворо визначеними правилами, при цьому основним є закон еволюції: «виживає найсильніший», який забезпечує поліпшення знаходять рішення. Іншим важливим фактором ефективності еволюційних обчислень є моделювання розмноження і успадкування. Розглянуті варіанти рішень можуть за певним правилом породжувати нові рішення, які будуть наслідувати кращі риси своїх «предків» [31].

Для будь-якого генетичного алгоритму виділяються чотири основних етапи:

- 1) формування початкової популяції;
- 2) синтез нових хромосом (оператори схрещування і мутації);
- 3) цілеспрямована зміна знову отриманих хромосом (оператори інверсії);
- 4) селекція поточної популяції.

Перший етап побудови генетичного алгоритму для вирішення даного завдання полягає у виборі можливої кодування рішення, тобто в побудові хромосоми певної довжини, кожен ген в якій займає певну позицію і має певну довжину. Довжина кожного з генів, а також довжина всієї хромосоми буде прямо залежати від множин J , I . Задамося одним варіантом електропостачання, тобто кількістю однакових ДЖ, які покриють повністю потреби споживачів електричної енергії. Нехай це буде число $L1$ – число однакових ДЖ, що беруть участь в електропостачанні даного району. Задамося також типорозміром ДЖ.

Геометрично будь-яку хромосому можна представити у вигляді нитки з нанизаними на неї генами [32].

За допомогою хромосом формується в першу чергу початкова популяція.

Алгоритм формування початкової популяції. Для успішної роботи генетичних алгоритмів важливим є визначення правил, за якими формуватиметься популяція в початкову епоху свого існування, тобто на момент часу $t=0$. Основна парадигма, яка буде покладена в основу цих правил, полягає в тому, що в початковій популяції повинен обов'язково бути присутнім весь генетичний матеріал завдання. Тобто в нашому випадку в початковій популяції повинні обов'язково бути присутніми в якості можливих місць розміщення ДЖ всі крапки з множини $J=\{1, 2, \dots, m\}$.

Наведемо загальний вигляд хромосоми, використовуваної для вирішення даного завдання у табл. 1.

Таблиця 1

Загальний вигляд хромосоми

Значення	1	0	0	...	1	0
Можливі місця розташування ДЖ	1	2	3	...	$m-1$	m

Кількість одиниць в першому рядку має дорівнювати числу $L1$. Одиниця вказує на той факт, що в даному можливе місце розміщений ДЖ, нуль – ДЖ в цьому місці немає. У другому рядку зазначено, в який з можливих точок розміщений даний ДЖ.

Цільова функція не залежить від вартості ДЖ, так як ця складова буде однаковою. Хромосома фізично це допустиме рішення даної задачі. Значення цільової функції, обчислене для даної хромосоми, це вартість даного варіанту електропостачання.

Для вирішення конкретного завдання потрібно однозначно відобразити кінцеву множину варіантів на множині рядків відповідної довжини. Генетичний алгоритм за один крок робить обробку деякою популяції хромосом. Популяція $G(t)$ на кроці t являє собою кінцевий набір рядків:

$$G(t) = (H_1^t, H_2^t, \dots, H_{PR}^t), \quad (10)$$

де PR – число особин (хромосом) в популяції, причому хромосоми в популяції не повинні повторюватися.

Алгоритм операції схрещування (кросинговеру). Визначальним для роботи генетичних алгоритмів є наявність ефективної операції схрещування. В якості вихідних даних маємо початкову популяцію, що складається з PR хромосом. Виберемо варіант статевого розмноження в популяції, тобто випадок, коли в створенні нової дочірньої хромосоми завжди беруть участь дві хромосоми. Виберемо в якості варіанту добору батьківських хромосом турнірний відбір [33].

Будемо використовувати модифікований оператор схрещування, що дозволяє враховувати специфіку даного завдання. Покажемо роботу даного оператора на наступному прикладі: в задачі є 10 можливих місць розміщення ДЖ і для покриття сумарної потужності споживачів потрібно 5 ДЖ. Нехай в результаті турнірного відбору вибрано двоє батьків (табл. 2, 3):

Таблиця 2

Хромосома А, перший з батьків

Значення	1	0	1	0	0	1	0	0	1	1
Можливі місця розташування ДЖ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

Таблиця 3

Хромосома Б, другий з батьків

Значення	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0
Можливі місця розташування ДЖ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

Кількість одиниць в значеннях хромосом однакове (перші рядки хромосом) і дорівнює 5, за кількістю ДЖ, які необхідно розмістити.

Знаходимо точки збігу в хромосомах батьків (однакові гени). В результаті отримуємо точки 1 і 6. Ці точки передаються в хромосоми нащадки без зміни. Генетична інформація, яка присутня в хромосомах обох батьків, має набагато більшу ймовірність бути переданою нащадкам. Будемо припускати, що ця інформація передається зі 100 % вірогідністю.

Стискаємо хромосоми батьків до ненульових елементів в рядку «значення» без урахування співпадаючих генів (табл. 4):

Таблиця 4
Хромосоми-батьки

Хромосома А			
Значення	1	1	1
Можливі місця розташування ДЖ	3	9	10
Хромосома Б			
Значення	1	1	1
Можливі місця розташування ДЖ	4	7	9

Вибираємо випадковим чином крапку розриву, нехай, наприклад, ця точка буде точкою між першим і другим генами. Далі, використовуючи класичний алгоритм операції схрещування, отримуємо такі хромосоми нащадки (табл. 5):

Таблиця 5
Хромосоми-нащадки

Хромосома В										
Значення	1	0	1	0	0	1	1	1	0	0
Можливі місця розташування ДЖ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Хромосома Г										
Значення	1	0	0	1	0	1	0	0	1	1
Можливі місця розташування ДЖ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

Передачею нащадкам однакових генів досягається ефект передачі нащадкам сильніших генів, стиснення хромосом перед операцією схрещування значно її спрощує.

Процедура мутації. Оператор мутації також служить для природного відбору. Однак замість комбінування батьківських якостей мутація вносить випадкові зміни в одну з хромосом. Після кожного схрещування для кожної з знову одержані хромосом формуємо «ознака мутації»: генеруємо випадкове число від 0 до 1; якщо це число менше, ніж коефіцієнт мутації, то запускаємо процедуру мутації для цієї хромосоми. Ця процедура полягає в наступному [34]:

- 1) випадковим чином визначаємо ненульовий ген, який повинен мутувати;
- 2) замінюємо цей ген на будь-який інший ненульовий, обраний випадковим чином з множини $J = \{1, 2, \dots, m\}$.

Оператор інверсії. Оператор інверсії змінює характер зв'язків між компонентами хромосоми. Він бере хромосому, випадковим чином вибирає в ній дві точки розриву і має в своєму розпорядженні в зворотному порядку елементи, що потрапили між точками розриву.

Оператор селекції. Оператор селекції формує нове покоління з хромосом з кращими значеннями цільової функції Z . Він знищує більшу частину популяції і освіжає генетичний матеріал, поповнюючи популяцію великою кількістю нових членів. В результаті виконання оператора селекції розмір популяції нового покоління знову стає рівним PR .

При реалізації генетичного алгоритму в даній постановці доводиться багаторазово реалізовувати евристичний алгоритм оптимального закріплення споживачів за ВП. Перш ніж обчислити значення цільової функції для даного варіанту рішення, необхідно закріпити кожен споживач за своїм джерелом електричної потужності [35].

Інший важливий момент генетичного алгоритму – визначення критеріїв зупинки. Зазвичай в якості таких застосовуються обмеження на максимальне число епох функціонування алгоритму. В іншому випадку визначення його збіжності шляхом порівняння пристосованості популяції на кількох епохах і зупинки процесу пошуку оптимального рішення при стабілізації цього параметра.

5. Результати роботи генетичного алгоритму оптимального розміщення ДЖ в розподільній електричній мережі

Як приклад розглядається задача розміщення трьох двотрансформаторних підстанцій на території деякого району.

В якості вихідних даних маємо:

- 1) місця розміщення споживачів електричної потужності;
- 2) навантаження споживачів;
- 3) типорозмір джерел живлення;
- 4) можливі місця розміщення джерел живлення.

Сформулюємо задачу таким чином, щоб у вихідні дані завдання свідомо потрапили точки оптимального розміщення ДЖ. Для цього розіб'ємо всі електроприймачі на три групи, що дорівнюють сумарній потужності і для кожної з груп знайдемо за наступними формулами умовні центри електричних навантажень (ЦЕН) [24]:

$$x_0 = \frac{\sum_i^n x_i S_i}{\sum_i^n S_i}, y_0 = \frac{\sum_i^n y_i S_i}{\sum_i^n S_i}. \quad (11)$$

У табл. 6–8 представлені дані для розрахунку відповідних центрів електричних навантажень.

Отримуємо:

$$x_0 = \frac{\sum_i^n x_i S_i}{\sum_i^n S_i} = \frac{146730}{1100} = 133,3909 \text{ м,}$$

$$y_0 = \frac{\sum_i^n y_i S_i}{\sum_i^n S_i} = \frac{151620}{1100} = 137,8364 \text{ м.}$$

Таблиця 6
Розрахунки ЦЕН за ТП-1

№	$x(m)$	$y(m)$	$S(kBA)$	$x_i \cdot S_i$	$y_i \cdot S_i$
1	30	120	100	3000	12000
2	90	30	120	10800	3600
3	150	150	100	30750	30750
4	90	180	123	11070	22140
5	30	210	145	4350	30450
6	210	60	170	35700	10200
7	240	120	100	24000	12000
8	240	180	50	12000	9000
9	180	240	67	12060	16080
10	150	270	20	3000	5400
Σ	1410	1560	1100	146730	151620

Таблиця 7
Розрахунки ЦЕН за ТП-2

№	$x(m)$	$y(m)$	$S(kBA)$	$x_i \cdot S_i$	$y_i \cdot S_i$
1	420	450	150	63000	67500
2	450	510	220	99000	112200
3	540	450	212	114480	95400
4	600	330	130	78000	42900
5	420	330	190	79800	62700
6	420	390	100	42000	39000
7	510	390	98	49980	38220
Σ	3360	2850	1100	526260	457920

Отримуємо:

$$x_0 = \frac{\sum_i^n x_i S_i}{\sum_i^n S_i} = \frac{526260}{1100} = 478,4182 \text{ м,}$$

$$y_0 = \frac{\sum_i^n y_i S_i}{\sum_i^n S_i} = \frac{457920}{1100} = 416,2909 \text{ м.}$$

Таблиця 8
Розрахунки ЦЕН за ТП-3

№	$x(m)$	$y(m)$	$S(kBA)$	$x_i \cdot S_i$	$y_i \cdot S_i$
1	660	270	104	68640	28080
2	600	210	217	130200	45570
3	780	270	123	95940	33210
4	690	180	314	216660	56520
5	660	120	89	58740	10680
6	780	120	67	52260	8040
7	810	210	86	69660	18060
8	570	90	100	57000	9000
Σ	5550	1470	1100	749100	209160

Отримуємо:

$$x_0 = \frac{\sum_i^n x_i S_i}{\sum_i^n S_i} = \frac{749100}{1100} = 681 \text{ м,}$$

$$y_0 = \frac{\sum_i^n y_i S_i}{\sum_i^n S_i} = \frac{209160}{1100} = 190,1455 \text{ м.}$$

Знаючи місця розташування споживачів, а також місця розміщення центрів електричних навантажень, легко підрахувати значення мінімуму функції приведених витрат за формулою (9): витрати для ТП-1 становлять $Z_1=99679,99$ у. о.; витрати для ТП-2 дорівнюють $Z_2=96157,57$ у. о.; витрати для ТП-3 становлять $Z_3=87408,19$ у. о. Таким чином, сумарні витрати за всіма трьома ТП становлять $Z_{\Sigma}=283245,875$ у. о.

Врахуємо можливі місця розташування ТП, представленими в табл. 9.

Таблиця 9
Вихідні дані

№	Координата X (м)	Координата Y (м)	Потужність S (кВА)
1	133,3909	137,8364	1150
2	478,4182	416,2909	1150
3	681	190,1455	1150
4	150	210	1150
5	240	240	1150
6	450	360	1150
7	480	330	1150
8	690	150	1150
9	750	180	1150
10	745	175	1150

Як видно з табл. 9, вона містить в якості можливих місць розміщення трансформаторних підстанцій умовні центри електричних навантажень, знайдені для кожної групи приймачів за формулами (11).

Проведемо розрахунки по заданим вихідним даним в системі MATLAB, в якій реалізований запропонований вище генетичний алгоритм. Задамо наступні параметри алгоритму: число особин в початковій популяції NumberOfChromo=50, число ітерацій генетичного алгоритму NumberOfPovtorenni=100. Як результат отримуємо краще значення цільової функції в останню епоху існування популяції:

$$\min Z = 2,8325e + 005 = 2,8325 \cdot 10^5 = 283250,$$

де Z – цільова функція. Відносна похибка знайденого наближеного значення цільової функції:

$$\delta Z = \frac{(283250 - 283245)}{283250} \cdot 100 \% = 0,0015 \%.$$

Таким чином розроблено генетичний алгоритм розміщення джерел живлення у розподіленій системі енергопостачання, який полягає у вирішенні багатокритеріальної задачі оптимізації вибору місця розміщення джерела живлення серед територіальної множини споживачів.

Отримані розрахунки показують, що точність запропонованого алгоритму практично не відрізняється від точного значення. До того ж, аналіз наведених результатів MATLAB говорить про те, що оптимальне рішення досягається за кілька перших епох існування популяції.

Місця розташування трансформаторних підстанцій, видані при роботі даного генетичного алгоритму, такі: $X_1=133.3909$, $Y_1=137.8364$, $X_2=478.4182$, $Y_2=416.2909$, $X_3=681$, $Y_3=190.1455$.

На рис. 1 представлена візуалізація роботи програми, що реалізує генетичний алгоритм при заданих вихідних даних.

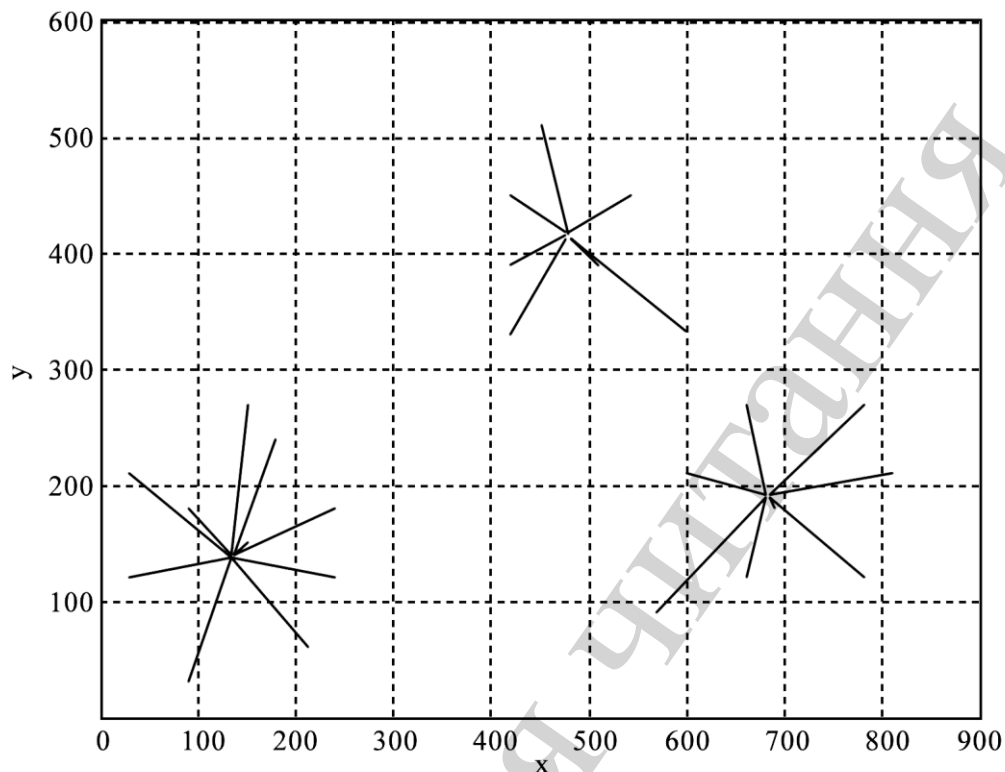


Рис. 1. Оптимальне закріплення споживачів

При візуалізації роботи програми видаються місця розміщення генераторів і закріплення за ними споживачів у вигляді радіальної мережі. Як видно з рис. 1, місця розміщення ТП в точності збігаються з місцями розміщення відповідних центрів електричних навантажень.

Наведемо протокол роботи підпрограми оптимального закріплення споживачів за ТП (табл. 10).

У табл. 10 X , Y – координати розміщення споживача, S – потужність споживача, K – номер ТП, за якою закріплений споживач, L – відстань від ТП до споживача.

З протоколу видно, що закріплення споживачів аналогічно оптимальному закріпленню споживачів, виконаному аналітично. Наприклад, якщо з табл. 10 взяти $K=3$, $S=314$, $X=690$, $Y=180$ та порівняти ці дані з даними табл. 8 (оскільки $K=3$), можна побачити, що при $S=314$ значення X , Y є такими ж, як і в табл. 10. Аналогічним способом можна порівняти дані з табл. 6, 7.

При тестуванні евристичного алгоритму оптимального закріплення споживачів за ДЖ виявилася наступна тенденція: не можна вибирати величину сумарної потужності ДЖ максимально наближеною до сумарної потужності споживачів. В силу дискретності значень споживаної потужності в загальному випад-

ку такого закріплення може взагалі не існувати. Бажано завжди вибирати сумарну потужність ДЖ на 5–10 % більше сумарної потужності споживачів.

Проведемо порівняльний аналіз часу розрахунку вирішення задачі розміщення методом повного перебору і розробленого алгоритму для різної кількості споживачів (табл. 11).

Таблиця 10

Протокол роботи підпрограми оптимального закріплення споживачів за ДЖ

№	S (кВА)	X (м)	Y (м)	K	L (м)
1	314	690	180	3	13,5621
2	220	450	510	2	97,9234
3	217	600	210	3	83,3978
4	212	540	450	2	70,2041
5	205	150	150	1	20,5868
6	190	420	330	2	104,2056
7	170	210	60	1	109,2129
8	150	420	450	2	67,4462
9	145	30	210	1	126,0844
10	130	600	330	2	149,0914
11	123	90	180	1	60,5024
12	123	780	270	3	127,1917
13	120	90	30	1	116,2388
14	104	660	270	3	82,5696
15	100	30	120	1	104,9181
16	100	240	120	1	108,0909
17	100	420	390	2	64,0617
18	100	570	90	3	149,4996
19	98	510	390	2	41,0928
20	89	660	120	3	73,2215
21	86	810	210	3	130,519
22	67	180	240	1	112,2934
23	67	780	120	3	121,3317
24	50	240	180	1	114,6441
25	20	150	270	1	133,2032

Таблиця 11

Час розрахунку вирішення задачі методом повного перебору і розробленого ГА

Кількість споживачів	40	60	80	90	100
Метод повного перебору	16,5с	25,1с	35,7с	40,3с	45,4с
Розроблений ГА	2,7с	4,3с	6,6с	7,3с	8,1с

Результати аналізу показують, що час рахунку методом повного перебору суттєво залежать від кількості споживачів. На відміну від методу повного пере-

бору для задач малої розмірності час рахунку за допомогою генетичних алгоритмів дуже малий і практично не залежить від вхідних даних. Отже, перевагою розробленого алгоритму є те, що він дозволяє знаходити рішення задачі за прийнятний час, що суттєво швидше у порівнянні з методом повного перебору.

6. Обговорення результатів розробки генетичного алгоритму розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі

Аналізуючи представлену візуалізацію роботи програми на рис. 1, можна побачити, що місця розміщення ТП збігаються з місцями розміщення відповідних центрів електричних навантажень. Таке розраховане генетичним алгоритмом закріплення споживачів забезпечує мінімум приведених витрат за всіма трьома ТП, що дорівнює $Z_{\Sigma}=283245.875$ у. о. Відносна похибка знайденого значення цільової функції складає 0,0015 %, що є добрим показником роботи алгоритму. Отже, розроблений ГА адаптований до вирішення завдання оптимального розміщення декількох ДЖ та закріплення за ними споживачів в системах електропостачання. Всі основні складові генетичного алгоритму: кодування можливого рішення задачі, створення початкової популяції, схрещування, обчислення цільової функції, інтерпретація отриманих результатів, враховують специфіку розв'язуваної задачі. А також дають можливість досить швидко і точно отримати оптимальне рішення. Як видно з рис. 1, та табл. 6–11, місця розміщення ТП в точності збігаються з місцями розміщення відповідних центрів електричних навантажень.

Отже розроблений генетичний метод дозволяє вирішити проблему оптимального розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі як сукупність окремих підзадач:

- оптимальне розташування підстанцій;
- оптимізація прокладки ліній з урахуванням обмежень на місцевості;
- оптимальне закріплення споживачів за підстанціями;
- оптимальний вибір потужності підстанцій;
- вибір оптимального числа трансформаторів на підстанціях.

Завдяки такому підходу вирішується проблема, яка описана в розділі 2, що спільне завдання оптимізації не вирішується як сукупність окремих підзадач.

Аналізуючи порівняльний аналіз часу розрахунку вирішення задачі розміщення методом повного перебору і розробленого алгоритму, встановлено, що розроблений генетичний метод на відміну від методу повного перебору для задач розміщення джерел живлення забезпечує мінімальний час розрахунку. А значить вирішується проблема використання ресурсів, яка описана в розділі 2. Розроблений алгоритм не потребує досить високої обчислювальної ресурсоемності.

У реалізованому варіанті алгоритм розміщення джерел живлення в системі електропостачання ґрунтується на однозначно заданих значеннях навантажень у вузлах споживання. Тому треба враховувати обмеження, що реальні показники навантажень різні в різні моменти часу протягом доби, тижня, сезону, року. З урахуванням цих відмінностей оптимальні рішення для кожного з розглянутих моментів часу будуть різними. У цих умовах можна рекомендувати підхід, при якому розглядаються характерні точки графіків навантаження, наприклад,

річний максимум робочого дня, нічний мінімум навантаження в період річного максимуму і т.п. Вибір з одержуваних різних оптимальних координат розміщення джерел живлення може здійснюватися експертом з урахуванням додаткових міркувань, які не відображені в алгоритмах.

Набагато серйознішою проблемою є невизначеність показників навантажень споживачів на перспективу. Відомий поширений підхід, який би розглядав кілька сценаріїв електроспоживання в зоні невизначеності, переводить рішення задачі з остаточним вибором рішень на експертному рівні. Проте, формалізований облік невизначеності значень навантажень у вузлах споживання залишається актуальним завданням для подальших досліджень.

6. Висновки

1. Запропоновано розв'язання задачі вибору конфігурації електричної мережі методами генетичного програмування і одночасного закріплення споживачів за обраними ВП. Розроблено генетичний алгоритм розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі, який полягає у розв'язанні багатокритеріальної задачі оптимізації вибору місця розміщення джерела живлення серед територіальної множини споживачів. Розроблений алгоритм дозволяє отримати побудову оптимальної траси лінії електропередачі, що зв'язує споживача з джерелом живлення, з урахуванням обмежень на місцевості.

2. Проведено експериментальні дослідження математичної моделі з урахуванням вимог щодо якості електричної енергії і з урахуванням вимог надійності електричної мережі. Встановлено, що не можна вибирати величину сумарної потужності ДЖ максимально наближеною до сумарної потужності споживачів. В силу дискретності значень споживаної потужності в загальному випадку такого закріплення може взагалі не існувати. Бажано завжди вибирати сумарну потужність ДЖ на 5–10 % більше сумарної потужності споживачів.

3. Проведено аналіз функціонування розробленого генетичного алгоритму шляхом розрахунків різних режимів роботи, який показав такі результати:

- місця розташування ТП, отримані при роботі розробленого генетичного алгоритму ($X_1=133,3909$, $Y_1=137,8364$, $X_2=478,4182$, $Y_2=416,2909$, $X_3=681$, $Y_3=190,1455$) повністю збігаються з місцями розміщення відповідних центрів електричних навантажень;

- закріплення споживачів (наприклад: $X=690$, $Y=180$) аналогічно ефективному закріпленню споживачів, виконаному аналітично;

- значення мінімуму функції приведених витрат для ТП-1 складає 99679,99, для ТП-2 дорівнює 96157,57, а для ТП-3 становить 87408,19. Отже сумарні витрати за всіма трьома ТП рівні 283245,8, а значить відносна похибка знайденого значення цільової функції складає 0,0015 %, що є добрим показником роботи алгоритма;

- оптимальне рішення досягається за кілька перших епох існування популяції.

Проведено оцінку часу розрахунку в залежності від параметрів задачі. Встановлено, що для задач малої і середньої розмірності розроблений алгоритм забезпечує прийнятний час рахунку. Результати розв'язання задачі для конкретного прикладу демонструють перевагу генетичного підходу над методом пов-

ного перебору. Таким чином, модифіковано генетичний метод для оптимізації вибору місця розміщення джерела живлення серед територіальної множини споживачів. Використання еволюційних алгоритмів оптимізації при вирішенні даного завдання показали свою високу обчислювальну ефективність та дають ефективний інструмент для вирішення зазначеного завдання, що підтверджують результати тестування цих алгоритмів, наведені в статті.

Отже, отримані результати дозволяють зробити висновок про те, що запропонований генетичний алгоритм є доцільним та ефективним для вирішення проблеми оптимізації розміщення джерел живлення у розподіленій електричній мережі.

Подяка

Роботу виконано в рамках науково-дослідної теми " Методи і засоби прийняття рішень для оброблення даних в інтелектуальних системах розпізнавання образів " (№ державної реєстрації 0117U003920) кафедри програмних засобів Запорізького національного технічного університету.

Література

1. Воропай, Н. И. (2003). Иерархическое моделирование при обосновании развития электроэнергетических систем. *Exponenta Pro. Математика в приложениях*, 4, 24–27.
2. Asensio, M., de Quevedo, P. M., Munoz-Delgado, G., Contreras, J. (2018). Joint Distribution Network and Renewable Energy Expansion Planning Considering Demand Response and Energy Storage – Part I: Stochastic Programming Model. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9 (2), 655–666. doi: <https://doi.org/10.1109/tsg.2016.2560339>
3. Sedghi, M., Ahmadian, A., Aliakbar-Golkar, M. (2016). Assessment of optimization algorithms capability in distribution network planning: Review, comparison and modification techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 66, 415–434. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.08.027>
4. Cortinhal, M. J., Lopes, M. J., Melo, M. T. (2015). Dynamic design and re-design of multi-echelon, multi-product logistics networks with outsourcing opportunities: A computational study. *Computers & Industrial Engineering*, 90, 118–131. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.08.019>
5. Koutsoukis, N. C., Siagkas, D. O., Georgilakis, P. S., Hatziargyriou, N. D. (2017). Online Reconfiguration of Active Distribution Networks for Maximum Integration of Distributed Generation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 14 (2), 437–448. doi: <https://doi.org/10.1109/tase.2016.2628091>
6. Franco, D. A., Samper, M. E., Vargas, A. (2016). Dynamic distribution system planning considering distributed generation and uncertainties. *CIGRE Paris Session*.
7. Samper, M., Flores, D., Vargas, A. (2016). Investment Valuation of Energy Storage Systems in Distribution Networks considering Distributed Solar Generation. *IEEE Latin America Transactions*, 14 (4), 1774–1779. doi: <https://doi.org/10.1109/tla.2016.7483514>

8. Molzahn, D. K., Wang, J. (2019). Detection and Characterization of Intrusions to Network Parameter Data in Electric Power Systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10 (4), 3919–3928. doi: <https://doi.org/10.1109/tsg.2018.2843721>
9. Gil, E., Aravena, I., Cardenas, R. (2015). Generation Capacity Expansion Planning Under Hydro Uncertainty Using Stochastic Mixed Integer Programming and Scenario Reduction. *IEEE Transactions on Power Systems*, 30 (4), 1838–1847. doi: <https://doi.org/10.1109/tpwrs.2014.2351374>
10. Гуляницький, Л. Ф., Мулеса, О. Ю. (2016). Прикладні методи комбінаторної оптимізації. К.: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 142.
11. Сергиенко, И. В., Гуляницький, Л. Ф., Сиренко, С. И. (2009). Классификация прикладных методов комбинаторной оптимизации. *Кибернетика и системный анализ*, 45 (5), 71–83.
12. Борознов, В. О. (2009). Исследование решения задачи коммивояжера. *Вестник Астраханского ГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика*, 2, 147–151.
13. Игнатъев, А. Л. Сравнение различных методов решения задачи коммивояжера на многопроцессорных системах. URL: <https://pandia.ru/text/78/339/1401.php>
14. Костюк, Ю. Л. (2010). Эффективная реализация алгоритма решения задачи коммивояжера методом ветвей и границ. *Прикладная дискретная математика*, 2, 78–90.
15. Борознов, В. О. (2008). Исследование эвристического метода решения задачи коммивояжера. *Исследовано в России*, 322–328.
16. Кормен, Т. Х., Лейзерсон, Ч. И., Ривест, Р. Р. (2012). Алгоритмы. Построение и анализ. М.: Вильямс, 1296.
17. Левитин, А. В. (2015). Алгоритмы: введение в разработку и анализ. М.: Вильямс, 576.
18. Khator, S. K., Leung, L. C. (1997). Power distribution planning: a review of models and issues. *IEEE Transactions on Power Systems*, 12 (3), 1151–1159. doi: <https://doi.org/10.1109/59.630455>
19. Дроздов, С. Н. (2000). Комбинаторные задачи и элементы теории вычислительной погрешности. Таганрог: Изд-во ТРТУ, 61.
20. Курейчик, В. М., Глушань, В. М., Глушань, Л. И. (1990). Комбинаторные аппаратные модели и алгоритмы в САПР. М.: Радио и связь, 352.
21. Рейнгольд, Э. (1980). Комбинаторные алгоритмы. Теория и практика. М.: Мир, 476.
22. Гладков, Л. А., Курейчик, В. М., Курейчик, В. В. (2006). Генетические алгоритмы. М.: Физматлит, 320.
23. Свеженцева, О. В. (2006). Решение задачи оптимального закрепления множества потребителей за источниками питания методом комбинаторного анализа. Материалы научно-практической конференции «Техно-экономические проблемы развития регионов». Иркутск.
24. Кудрин, Б. И. (2006). Электроснабжение промышленных предприятий. М.: Интермент Инжиниринг, 670.

25. Троелсен, Э. (2007). С# и платформа .NET. Библиотека программиста. Санкт-Петербург: Питер, 800.
26. Oliinyk, A., Subbotin, S., Lovkin, V., Leoshchenko, S., Zaiko, T. (2018). Development of the indicator set of the features informativeness estimation for recognition and diagnostic model synthesis. 2018 14th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET). doi: <https://doi.org/10.1109/tcset.2018.8336342>
27. Oliinyk, A. A., Subbotin, S. A. (2016). A stochastic approach for association rule extraction. Pattern Recognition and Image Analysis, 26 (2), 419–426. doi: <https://doi.org/10.1134/s1054661816020139>
28. Oliinyk, A. O., Zayko, T. A., Subbotin, S. O. (2014). Synthesis of Neuro-Fuzzy Networks on the Basis of Association Rules. Cybernetics and Systems Analysis, 50 (3), 348–357. doi: <https://doi.org/10.1007/s10559-014-9623-7>
29. Stepanenko, A., Oliinyk, A., Deineha, L., Zaiko, T. (2018). Development of the method for decomposition of superpositions of unknown pulsed signals using the second-order adaptive spectral analysis. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2 (9 (92)), 48–54. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2018.126578>
30. Alsayaydeh, J. A. J., Shkarupylo, V., Bin Hamid, M. S., Skrupsky, S., Oliinyk, A. (2018). Stratified model of the internet of things infrastructure. Journal of Engineering and Applied Sciences, 13 (20), 8634–8638.
31. Shkarupylo, V., Skrupsky, S., Oliinyk, A., Kolpakova, T. (2017). Development of stratified approach to software defined networks simulation. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5 (9 (89)), 67–73. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2017.110142>
32. Kolpakova, T., Oliinyk, A., Lovkin, V. (2017). Improved method of group decision making in expert systems based on competitive agents selection. 2017 IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON). doi: <https://doi.org/10.1109/ukrcon.2017.8100388>
33. Oliinyk, A., Fedorchenko, I., Stepanenko, A., Rud, M., Goncharenko, D. (2018). Evolutionary Method for Solving the Traveling Salesman Problem. 2018 International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T). doi: <https://doi.org/10.1109/infocommst.2018.8632033>
34. Fedorchenko, I., Oliinyk, A., Stepanenko, A., Zaiko, T., Shylo, S., Svyrydenko, A. (2019). Development of the modified methods to train a neural network to solve the task on recognition of road users. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2 (9 (98)), 46–55. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.164789>
35. Yarymbash, D., Yarymbash, S., Kotsur, M., Divchuk, T. (2018). Analysis of inrush currents of the unloaded transformer using the circuit-field modelling methods. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 3 (5 (93)), 6–11. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2018.134248>